USO DE ALGORITMO DE TÊMPERA SIMULADA PARA OTIMIZAR PORTFÓLIO DE AÇÕES

USE OF SIMULATED TEMPERING ALGORITHM TO OPTIMIZE STOCK PORTFOLIO

ÁREA TEMÁTICA: FINANÇAS

Wagner Igarashi, UEM, Brasil, wigarashi@uem.br

Beatriz Avanzi Ecli, UEM, Brasil, ra108612@uem.br

Deisy Cristina Corrêa Igarashi, UEM, Brasil, dccigarashi@uem.br

Resumo

Este estudo aplica a técnica de Têmpera Simulada, um método de otimização, à gestão de portfólios de ações na B3, objetivando a maximização do retorno ajustado ao risco. Caracterizando-se como uma pesquisa experimental e aplicada, o trabalho tem como objetivo a otimização de um portfólio de ações utilizando o algoritmo de têmpera simulada, sendo realizada a análise e seleção de indicadores de desempenho financeiro, a identificação de um conjunto diversificado de ações, a implementação e ajuste do algoritmo de Têmpera Simulada para otimização de portfólios, e a realização de simulações para avaliar a eficácia da estratégia proposta. A metodologia empregada combina revisão bibliográfica com análises quantitativas, utilizando dados históricos de mercado para modelar e testar o algoritmo. Os resultados demonstram que o algoritmo de Têmpera Simulada proporciona bons resultados para a relação risco/retorno dos portfólios, superando algumas estratégias tradicionais de investimento e se mostrando como um aliado enquanto ferramenta para a tomada de decisões financeiras.

Palavras-chave: Otimização de portfólio; Ações; Têmpera Simulada.

Abstract

This study applies the Simulated Tempering technique, an optimization method, to the management of stock portfolios at B3, aiming to maximize risk-adjusted returns. Characterized as experimental and applied research, the work aims to optimize a portfolio of shares using the simulated tempering algorithm, carrying out the analysis and selection of financial performance indicators, the identification of a diversified set of shares, the implementation and adjustment of the Simulated Tempering algorithm for portfolio optimization, and carrying out simulations to evaluate the effectiveness of the proposed strategy. The methodology used combines literature review with quantitative analysis, using historical market data to model and test the algorithm. The results demonstrate that the Simulated Tempera algorithm provides good results for the risk/return relationship of portfolios, surpassing some traditional investment strategies and proving to be an ally as a tool for making financial decisions.

Keywords: *Portfolio optimization; Stocks; Simulated Annealing.*

1. INTRODUÇÃO

A busca por estratégias eficazes na administração de portfólios de ativos financeiros tem sido preocupação constante em cenários econômicos variáveis, e, muitas vezes, imprevisíveis. Nesse contexto, a otimização ou diversificação de portfólios se destaca como abordagem fundamental para a maximização de retornos ou a minimização de riscos, levando em consideração as complexas interações entre diferentes ativos (Markowitz, 1952).

Dentre as diversas técnicas de otimização computacionais que podem ser aplicadas para a otimização de portfólios, pode-se citar a Têmpera Simulada, a qual é uma técnica de otimização inspirada em processos físicos de recozimento, e tem se mostrado uma ferramenta para enfrentar desafios em diversas áreas (Huang et al., 2022, Sunori et al., 2020, Dubey, Sharma & Nasr, 2020, Volpe et al., 2023). Segundo Russell e Norvig (2010), durante os primeiros anos da década de 1980, a técnica de Têmpera Simulada foi extensivamente utilizada para abordar problemas de layout em circuitos VLSI. Com o passar do tempo, essa metodologia ganhou aplicação em planejamento de processos industriais e em diversas outras atividades de otimização em larga escala. O potencial da técnica reside na capacidade de explorar espaços de soluções extensas e complexas, superando mínimos locais e convergindo para soluções próximas ao ótimo global (Nikolaev & Jacobson, 2010). Ao aplicar o algoritmo de Têmpera Simulada ao problema de diversificação e otimização de portfólios de ações, buscou-se aproveitar essa capacidade para encontrar alocações de ativos que proporcionem combinação ideal de risco e retorno com foco em otimização.

Salienta-se o destaque da aplicação da Têmpera Simulada em outros domínios, todavia no contexto da gestão de portfólios ela possibilita agregar novos enfoques por explorar a abordagem matemática e sistemática para a construção de alocações diversificadas. A partir do uso da Têmpera Simulada Apresenta pode-se gerar informações complementares ao estudo proposto por Melquiades (2017). A partir do exposto o objetivo deste estudo é a obtenção de um portfólio de ações cotadas na B3 com maior diversificação possível de forma a otimizar o lucro e diminuir os riscos.

A relevância deste estudo reside em melhorar a eficiência na tomada de decisões de investimento, a partir da construção de um portfólio que considere de forma mais abrangente a volatilidade e a correlação entre ativos, resultando em alocações que possam atingir relação quase ótima entre retorno e risco. Essa abordagem tem potencial de melhorar a eficácia das estratégias de investimento, impactando positivamente na performance dos portfólios.

2. CONTEXTO FINANCEIRO

Segundo Shahid et al. (2022) o problema da seleção de portfólio é um dos mais comumente discutido por especialistas do mercado financeiro nas últimas décadas. A necessidade de tomar decisões de investimento informadas em um ambiente de risco e incerteza leva à busca constante por métodos que otimizem a alocação de recursos financeiros. Quando se trata de seleção de ativos, os conceitos de retorno e risco introduzidos por Markowitz (1952) originam a Teoria de Portfólio. Essa teoria propõe que, ao invés de analisar ativos individualmente, os investidores deveriam avaliar suas interações, especialmente quanto às variações negativas. Isso deu início a uma nova abordagem para a composição de portfólios de ativos no mercado financeiro, com foco na escolha de um conjunto de ativos que forme uma relação otimizada entre risco e retorno.

Nos dias atuais, a crescente disponibilidade de dados financeiros e os avanços na tecnologia de processamento computacional permitiram uma evolução significativa na forma como a Teoria de Portfólio é aplicada. Algoritmos de programação e técnicas de otimização se tornaram ferramentas essenciais para implementar os princípios da Teoria de Portfólio com eficiência e precisão. As abordagens tradicionais, muitas vezes com base em análises manuais e intuição, são complementadas, e, em alguns casos, substituídas por modelos matemáticos e algoritmos que podem lidar com grandes volumes de dados e considerar uma ampla gama de variáveis (Markowitz, 1952).

Diante do exposto, dentro do âmbito da Ciência da Computação, o problema de seleção de portfólio é visto, em muitos casos, como um desafio de otimização, cujo o objetivo é encontrar a combinação de ativos que maximize o retorno esperado para um determinado nível de risco ou minimize o risco para um dado nível de retorno. Algoritmos canônicos de otimização, como a Têmpera Simulada, mencionada anteriormente, são aplicados com sucesso a esse problema. Esses algoritmos exploram estratégias de busca para encontrar soluções aproximadas, ou exatas, que atendam aos objetivos de otimização, considerando as restrições impostas pelo analista e as características dos ativos.

2.1 Bolsas de Valores no Brasil

Uma breve contextualização histórica sobre as bolsas de valores do Brasil pode ser feita a partir de Assaf Neto (2014). Segundo ele a Bovespa (Bolsa de Valores de São Paulo) foi a principal bolsa de valores do Brasil, responsável pelo mercado de ações. Foi fundada em 1890 e era uma das mais antigas bolsas de valores em operação no país. A BM&F (Bolsa de Mercadorias & Futuros), fundada em 1986, foi a principal bolsa brasileira para negociação de contratos futuros, commodities e outros instrumentos financeiros. A partir da fusão entre a Bovespa e a BM&F surgiu a BM&FBovespa em 2008, criando uma das maiores bolsas do mundo em valor de mercado. Essa fusão combinou as operações de mercado de ações (anteriormente na Bovespa) com o mercado de derivativos (anteriormente na BM&F), sob uma única entidade (Assaf Neto, 2014).

Mais tarde em 2017 após a fusão entre a BM&FBovespa e a CETIP, passa a ser adotado o nome B3 (Brasil, Bolsa, Balcão). Salienta-se que a CETIP foi a principal provedora de serviços para o mercado de títulos privados e de derivativos de balcão no Brasil. Então, a partir de 2017, a B3 se tornou a única bolsa de valores do Brasil, abrangendo negociação de ações, futuros, moedas, títulos e valores mobiliários, entre outros serviços financeiros (Assaf Neto, 2014). A B3 publica o Ibovespa, o qual é o principal índice do mercado de ações brasileiro e reflete o desempenho de uma carteira teórica das ações mais negociadas na B3. Portanto o Ibovespa não é uma entidade ou instituição, mas sim um indicador que mostra como, em média, as ações listadas na bolsa estão se comportando. O Ibovespa serve como um termômetro para o mercado de ações brasileiro e é utilizado como referência para investidores.

2.2 Teoria de Portfólio

De acordo com Markowitz (1952) um Portfólio de Ativos é uma combinação específica de investimentos em diferentes ativos financeiros, como ações, títulos, fundos imobiliários, entre outros. A Teoria de Portfólio de Markowitz (1952) introduziu o conceito de diversificação como um meio de gerenciar o risco em um portfólio. Segundo Montini e Araújo (2015) a teoria proposta por Markowitz em 1952

> provocou uma mudança radical na forma de analisar o problema da formação de portfólios (grupos ou carteiras) de ativos financeiros. Diversos direcionamentos formados na teoria, conjuntamente explorados por outros pesquisadores clássicos [...], provocaram dúvidas, discussões e questionamentos, tendo como produto uma gama de livros e artigos que formaram a Moderna Teoria do Portfólio.

Na prática, ao se tomar decisões financeiras, raramente se conta com certeza absoluta sobre os resultados esperados (Assaf Neto, 2014). Dado que tais decisões estão intrinsecamente orientadas para acontecimentos futuros, torna-se crucial considerar a incerteza como um elemento central e significativo no estudo das atividades do mercado financeiro (Assaf Neto, 2014).

De acordo com Markowitz (1952) a diversificação envolve a alocação de recursos entre diferentes tipos de ativos, de modo que as variações negativas no desempenho de um ativo possam ser compensadas pelo desempenho positivo de outro. Isso reduz a volatilidade total do portfólio e aumenta a probabilidade de alcançar um retorno médio mais estável ao longo do tempo.

Markowitz (1952) cita dois tipos de riscos possíveis para um portfólio, o Risco Diversificável e o Risco Sistemático. O Risco Diversificável é o risco que pode ser minimizado por uma ponderação adequada de investimentos selecionados para uma carteira. O Risco sistemático, por sua vez, trata-se do risco a que todas as empresas estão sujeitas no mercado de forma indistinta e que afeta a todas de forma igual. Portanto, esse risco não pode ser eliminado com o uso das carteiras ou portfólios de investimento.

O retorno esperado, segundo Markowitz (1952), seria a medida do ganho médio ou perda média que um investidor pode esperar receber do seu portfólio de acordo com o investimento inicial feito. Ela será representada pelas medidas de variação do valor financeiro do portfólio em um determinado tempo. Em resumo, é possível afirmar que a Teoria de Portfólio contribui para a busca de uma combinação próxima da combinação ótima de ativos que ofereça o maior retorno esperado para um determinado nível de risco (ou a menor variância para um dado nível de retorno), dependendo de quais modelos são utilizados e do foco em otimizar ou em diversificar.

É essencial estabelecer que o termo "otimização" adquire significados distintos conforme o campo de estudo em questão, seja na teoria financeira ou na ciência da computação. No âmbito da teoria de portfólios, a otimização de um portfólio refere-se à maximização do retorno, enquanto a diversificação refere-se à minimização dos riscos (Markowitz, 1952). Em contrapartida, no contexto da ciência da computação, o processo de otimização implica tanto na maximização, quanto na minimização de determinado parâmetro (Wright, 2006).

2.3 Métricas de Retorno e Risco

Na sequência são elencadas algumas métricas relacionadas ao retorno e ao risco relacionadas a um investimento específico em um único ativo, bem como quando o retorno e o risco estão atrelados a um portfólio de investimentos. Tais métricas são discutidas e adaptadas na seção 2.4, de acordo com a visão de Markowitz sobre portfólios rentáveis. O retorno de um ativo é calculado pela variação percentual no preço do ativo em um determinado período (Assaf Neto, 2014),

$$R_{\text{ativo}} = \frac{P_{\text{final}} - P_{\text{inicial}}}{P_{\text{inicial}}} \times 100 \qquad (2.1)$$

no qual P_{final} é o preço final do ativo, e $P_{inicial}$ é o preço inicial do ativo.

O retorno de um portfólio, por sua vez, é a soma ponderada dos retornos dos ativos que compõem o portfólio (Assaf Neto, 2014),

$$R_{\text{portfolio}} = \sum_{i=1}^{n} w_i \cdot R_i \qquad (2.2)$$

em que w_i é o peso do ativo i no portfólio, e R_i é o retorno do ativo i.

O risco de um ativo pode ser representado pelo desvio padrão dos seus retornos (Assaf Neto, 2014),

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} (R_i - \bar{R})^2} \qquad (2.3)$$

onde Ri é o retorno do ativo no período i, R¯ é o retorno médio do ativo, e N é o número total de períodos.

Por fim, o risco de um portfólio é calculado a partir da matriz de covariância dos ativos que compõem o portfólio (Assaf Neto, 2014),

$$\sigma_{\text{portfólio}} = \sqrt{\mathbf{w}^T \Sigma \mathbf{w}} \tag{2.4}$$

onde w é o vetor de pesos dos ativos no portfólio, e Σ é a matriz de covariância dos retornos dos ativos.

2.4 Métricas de Análise Conjunta de Retorno e Risco

Conforme delineado por Araújo, Montini e Securato (2010) e Assaf Neto (2014). Estas métricas são importantes para o processo de seleção de ativos em portfólios, visando à maximização de retornos ou à minimização de riscos. Destaca-se, particularmente no âmbito da ciência da computação, a importância dessas métricas na configuração da Função Objetivo em algoritmos de otimização. Tal função é essencial para direcionar os esforços de otimização, seja para alcançar a maximização ou a minimização, conforme os objetivos específicos da aplicação em questão.

Markowitz (1952) introduz um dos primeiros modelos para gestão de carteiras de ativos. Este modelo ficou conhecido como modelo de Média Variância, e propõe as medidas de variância e o desvio padrão como forma de análise de risco e a média como medida para o cálculo de retorno. Sob esse enfoque, o retorno de uma carteira pode ser analisado em função dos retornos passados de títulos individuais e dos respectivos percentuais alocados nos ativos. A equação 2.5 descreve essa medida.

$$E(R_c) = \sum_{i=1}^{n} w_i E(r_i) \tag{2.5}$$

onde:
$E(R_c)$: retorno esperado carteira;
$E(r_i)$: retorno esperado do ativo i;
w_i: percentual do valor total alocado no ativo i.

O risco, neste modelo, é calculado pela dispersão dos resultados das ações em relação aos seus retornos médios. Em outras palavras, o grau de variação dos retornos define o grau de risco do investimento. Aqui o risco total também é calculado em função do risco individual de cada ativo (variâncias dos retornos individuais). A Equação 2.6 demonstra a soma ponderada dessas variâncias.

$$\sigma^2 = \sum_{j,i=1}^{n} \sigma_{ij} w_i w_j \tag{2.6}$$

onde:

σ^2: variância da carteira;
σ_{ij}: covariância entre os ativos i e j;
w_i: percentual do valor total alocado no ativo i.

A covariância, como demonstra a equação 2.6, também é um componente de grande influência no risco total de um portfólio. Araújo, Montini e Securato (2010) explicam que o problema geral desse modelo é encontrar a combinação ótima da carteira dado um retorno ou risco específicos, que foi encontrada com base em programação quadrática. Araújo, Montini e Securato (2010) ainda mencionam que o modelo proposto implica na minimização do risco dado um nível de retorno desejado, sendo que os percentuais alocados devem obter somatório igual a 1, sob a suposição de não nulidade para os respectivos pesos. As equações mostradas a seguir descrevem o modelo (Luenberger, 1998, Costa & Assunção, 2005).

$$Min \sum_{j,i=1}^{n} \sigma_{ij} w_i w_j \quad (2.7)$$

sujeito a:

$$E(R_c) = \sum_{i=1}^{n} w_i E(r_i) \quad (2.8)$$

$$\sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \qquad \text{com} \quad 1 \geq w_i \geq 0 \quad (2.9)$$

Em resumo, o modelo focado em Variância Média prioriza a minimização de risco (diversificação). Markowitz (1959) aborda as críticas ao seu modelo original de 1952, levantadas por Roy (1952), o qual propôs uma abordagem de análise voltada para as perdas, conhecida como o modelo de *Downside Risk*. Roy (1952) destacou a importância de selecionar investimentos com menores probabilidades de gerar retornos abaixo de um limiar esperado. O *Downside Risk*, que aponta o risco de um ativo ou portfólio render abaixo do retorno esperado, foca especificamente nas perdas potenciais, uma métrica crucial para investidores preocupados com resultados negativos mais do que com a volatilidade global.

A adoção do conceito de *Downside Risk* por Roy (1952) inspirou Markowitz (1959) a incorporar a semivariância como uma medida alternativa, mais adequada, tanto para refletir as preferências dos consumidores, quanto para ajustar-se a retornos de ativos que não seguem uma distribuição normal (Araújo, Montini & Securato, 2010). Diferente da variância, a semivariância apenas considera variações de retorno que ficam abaixo da média ou de um nível alvo específico, concentrando-se, portanto, no risco de declínio. Esta medida se torna uma ferramenta essencial para investidores que buscam avaliar o risco de maneira mais alinhada às suas preocupações com perdas, em detrimento de uma análise que considere apenas a volatilidade total. O uso da semivariância como medida de risco prioriza a minimização de risco, especificamente o risco associado a resultados negativos.

Com base no trabalho de Markowitz (1959), Sharpe (1966) desenvolveu um índice que apresenta o desempenho de um investimento levando em consideração o risco associado ao portfólio. Este índice proporciona uma avaliação do retorno excedente em relação ao risco assumido (Locatelli et al., 2018). A Equação 2.10 mostra o cálculo do IS.

$$IS = \frac{(R_i - R_f)}{\sigma_p} \quad (2.10)$$

onde:

IS: índice de Sharpe;
R_i: retorno do ativo/carteira analisada;
R_f : retorno da taxa livre de risco;
σ_p: desvio padrão da carteira (risco).

O IS serve como um parâmetro que avalia o retorno ajustado ao risco de um portfólio. Quanto mais elevado for o valor do índice, maior será o retorno obtido por cada unidade de risco assumida, indicando um desempenho mais eficiente do portfólio. Por outro lado, um índice com valor negativo indica que o fundo está desempenhando abaixo do ponto de referência escolhido (Locatelli et al., 2018). Este índice foca na maximização do retorno de um portfólio.

2.5 Têmpera Simulada

A Têmpera Simulada (TS) é uma técnica de otimização estocástica inspirada no processo físico chamado "recozimento", que é usado na metalurgia para melhorar a estrutura cristalina de materiais. Essa técnica foi proposta por Kirkpatrick, Gelatt e Vecchi (1983) como uma abordagem para resolver problemas de otimização combinatória. O seu objetivo é encontrar a solução ótima (ou uma solução próxima da ótima) para um problema, mesmo em espaços de busca complexos com muitos mínimos locais. A técnica é especialmente útil em problemas de otimização envolvendo muitas variáveis e, no qual é difícil garantir que a melhor solução seja encontrada usando métodos determinísticos tradicionais.

O funcionamento da Têmpera Simulada é inspirado no processo de recozimento de metais. Em metalurgia, quando um metal é aquecido a altas temperaturas e, em seguida, resfriado lentamente, suas partículas têm mais liberdade para se moverem, resultando em uma estrutura cristalina mais estável. De maneira análoga, a Têmpera Simulada começa com uma solução inicial para o problema e, em seguida, faz uma busca aleatória no espaço de soluções, permitindo a aceitação de soluções piores com uma probabilidade controlada. O controle de temperatura é o aspecto chave. Inicialmente, a temperatura é alta, permitindo que o algoritmo aceite soluções piores com maior probabilidade. Conforme o algoritmo avança, a temperatura é gradualmente reduzida, diminuindo a probabilidade de aceitar soluções piores e fazendo com que o algoritmo convirja para uma solução mais próxima da ótima ou ótimo global. Para isso, Kirkpatrick, Gelatt e Vecchi (1983) propõem um pseudocódigo baseado no algoritmo proposto conforme Quadro 1.

1. Inicie com um estado inicial s_0.
2. Repita para k de 0 até k_{max} (não incluindo k_{max}):
   a. Calcule a temperatura T usando uma função de temperatura que depende do progresso do algoritmo.
   b. Escolha um vizinho aleatório s_{new} do estado atual s.
   c. Se a probabilidade $P(E(s), E(s_{new}), T)$ for maior ou igual a um número aleatório entre 0 e 1:
      i. Atualize o estado atual para s_{new}.
3. Retorne o estado final s como a solução.

Quadro 1 – Pseudocódigo do Algoritmo de Têmpera Simulada

3. Materiais e Métodos

A pesquisa visa construir uma carteira composta por seis ativos de empresas de capital aberto no mercado brasileiro, dentre as 10 maiores empresas de capital aberto do Brasil no ano de 2018 (EXAME, 2018). Para a metodologia de análise dos resultados, foi comparado dois anos consecutivos das séries histórias dos ativos escolhidos para o portfólio.

Inicialmente tentou-se comparar os anos de 2022 e 2023, porém o algoritmo da TS teve problemas para calcular os portfólios com dados de 2020, 2021 e 2022, anos em que os ativos foram afetados pela Pandemia de Covid-19, apresentando desvios padrão elevados entre os portfólios gerados e seus resultados em termos de Risco e Retorno. O modelo não teve problemas para calcular carteiras utilizando os dados de 2023, 2019 e 2018. Por isso, foram selecionados para a pesquisa os anos de 2018 e 2019 para compor a base de dados. Assim, depois de delimitar os ativos, foram baixadas as séries históricas de cada um deles, considerando, primeiramente, o ano de 2018.

Dessa forma, pode-se organizar uma matriz que continha cada um dos ativos dispostos por coluna, com os respectivos valores de fechamento, dispostos por data nas linhas. Essa matriz de valores foi o principal artefato consultado durante a pesquisa. Um exemplo de como a matriz se parece é representado pela Tabela 1.

	Ativo 1	Ativo 2	Ativo 3
Data 1	100.0	200.0	300.0
Data 2	10.0	210.0	305.0
Data 3	50.0	205.0	310.0
Data 4	55.0	208.0	315.0

Tabela 1 – Exemplo de Matriz de Entrada

É fundamental clarificar o conceito de portfólio conforme aplicado nesta pesquisa. Aqui, um portfólio é definido por um conjunto de proporções, ou pesos, dispostos em um vetor, nos quais cada valor está delimitado entre 0 e 1 e sua soma totaliza 1, equivalente a 100%. Cada elemento deste vetor denota a fração do capital que seria alocada em um ativo específico. Neste contexto, o objetivo principal foi determinar a alocação ótima desses pesos em um portfólio, empregando o método da Têmpera Simulada como o algoritmo de otimização.

Para a base de dados, foram selecionadas as séries das históricas entre o dia 1 de Janeiro de 2018 até 31 de Dezembro de 2018 para as ações ordinárias das empresas Ambev, Itaú Unibanco, Petrobras, Vale, Bradesco, Santander Brasil com seus respectivos códigos na B3 (Bolsa de Valores Brasileira): "ABEV3", "ITUB4", "PETR4", "VALE3", "BBDC4"e "SANB11".

As séries históricas dessas empresas foram baixadas com apoio da biblioteca yfinance, do Yahoo Finance. A mesma metodologia foi aplicada para os dados das séries históricas de 2019. Ao utilizar a biblioteca yfinance para baixar os preços de fechamento (*close*) das ações listadas na B3, os dados são baixados e armazenados em uma estrutura de dados em memória denominada DataFrame, da biblioteca pandas, no qual as colunas representam cada uma das ações, com seus respectivos símbolos seguidos por ".SA" para indicar que são ações da B3 (por exemplo, "VALE3.SA", "PETR3.SA", etc.). Um exemplo de DataFrame baixado dessa biblioteca é representado pela Tabela 2.

Data	VALE3.SA	PETR3.SA	ITUB3.SA	BBDC3.SA	JBSS3.SA	BBAS3.SA
2018-01-02	104.50	28.90	22.35	19.60	24.75	37.90
2018-01-03	105.00	29.20	22.55	19.85	25.00	38.20
2018-01-04	106.25	29.50	22.65	20.00	25.20	38.50
...	...	...	...	...	...	...
2018-12-29	110.00	32.00	23.00	20.50	26.00	39.00

Tabela 2 – Exemplo de DataFrame Contendo o Fechamento de Ações em 2018

De acordo com a Tabela 2 as linhas representam as datas de negociação dessas ações dentro do período especificado. Os valores dentro do DataFrame são os preços de fechamento das ações nas datas correspondentes.

3.1 Implementações

Todas as implementações desta pesquisa foram escritas com a linguagem Python, e lidas com o interpretador Python na versão 3.11.4. Foram realizadas duas implementações: o modelo *baseline* denominado Oráculo de Investimentos e o Modelo de Têmpera Simulada, modelo foco deste estudo, os quais são descritos na sequência.

A concepção do algoritmo Oráculo de Investimentos foi realizada para proporcionar uma compreensão mais aprofundada das dinâmicas envolvidas na otimização de carteiras de investimento em ações, explorando os potenciais retornos em um cenário idealizado, no qual fosse possível antecipar as tendências de valorização do mercado acionário. Este algoritmo é essencialmente empregado como uma métrica de referência, definindo um marco teórico para avaliar a eficácia de estratégias de investimento comparativamente às previsões geradas por modelos avançados, como a Têmpera Simulada e a abordagem de Markowitz para a composição de portfólios. Salienta-se que a implementação do Oráculo foi realizada de forma autônoma, sem o auxílio de bibliotecas externas.

Atuando como *baseline* o Oráculo estabelece um parâmetro de comparação para outros modelos analíticos, como o Modelo com TS, permitindo uma avaliação criteriosa das estratégias de alocação de ativos em carteiras diversificadas. Tal análise se baseia na suposição teórica de previsibilidade completa das variações futuras do mercado. De maneira fundamental, o algoritmo delimita o potencial máximo de retorno, sugerindo que, dentro dos parâmetros definidos, o desempenho máximo esperado não excederia o limiar estabelecido por ele, fixando assim um limite superior para as expectativas de ganho.

Também foi feita uma primeira versão do modelo utilizando o algoritmo de Têmpera Simulada, utilizando a biblioteca *numpy, datetime*, pandas e yfinance, utilizando a base de dados do site Yahoo Finance para fazer *download* das séries históricas de ativos financeiros. Nesta primeira versão foi feita a implementação da Têmpera Simulada moldada ao problema de otimização de portfólios, utilizando dados fictícios na matriz de valores de entrada para melhor controle das saídas geradas pelo modelo. O foco dessa versão foi a modelagem da Função Objetivo, desenvolvimento dos cálculos de risco e retorno, além da própria função de Tempera Simulada.

Para a pesquisa o Índice de Sharpe (IS) foi escolhido como métrica de análise Retorno e Risco de um portfólio, compondo, portanto, a Função Objetivo da Têmpera. Neste caso, utiliza-se sua maximização, uma vez que um maior IS representa um maior retorno dado um certo risco. O cálculo da Função Objetivo foi baseado na maximização da Equação 2.10, levando em conta, também, os cálculos de retorno e risco. Utilizou-se como Rf (retorno da taxa livre de risco) a taxa Selic do ano analisado, pois trata-se da taxa de juros referencial utilizada pelo Governo Federal para fixação da remuneração de títulos públicos, e considerada como um 'boa estimativa' para ativos livres de risco.

Desenvolveu-se um algoritmo que aplica os mesmos procedimentos de cálculo de Retorno e de Risco, descritos anteriormente, projetado para processar quatro parâmetros essenciais: o ano de referência dos ativos, o capital inicial, o vetor de pesos do portfólio e a matriz de séries históricas dos ativos para o ano em questão. Este algoritmo tem como finalidade calcular as métricas de Retorno, Risco e Capital Final de um determinado portfólio. A razão para a criação deste algoritmo reside na necessidade de avaliar, de forma independente ao Modelo com TS, o desempenho de um portfólio específico.

3.2 Melhorias do Modelo

A implementação foi sendo modificada de forma a obter resultados mais coerentes e com menor variação de valores entre si. Uma das melhorias feitas foi na função que gera a primeira solução de portfólio. Antes ela gerava valores aleatórios, que depois eram normalizados. Isso causava um maior desvio padrão entre os resultados obtidos como melhores portfólios. Para diminuir esse desvio, passou-se a gerar como primeira solução de portfólio uma lista de números cujos valores eram $1/n$, com $n=6$, o qual representa o número de ativos do portfólio. Ou seja, o vetor de pesos era inicializado com um valor médio. Isto fez o desvio padrão entre os resultados gerados diminuir.

4. EXPERIMENTOS

4.1 Primeiro Experimento

O primeiro experimento consistiu em gerar 10 portfólios a partir do algoritmo modelo com TS usando os dados das séries históricas de 2018. Como o algoritmo de TS tem como base a aceitação de soluções vizinhas com desempenho pior, probabilisticamente baseadas na temperatura corrente, foram realizadas 10 simulações no total. Essa escolha da quantidade de portfólios gerados (simulações) também foi feita pensando em gerar um valor razoável de saídas diferentes que não fossem muito demoradas para calcular e mostrassem a tendência convergente entre os resultados. Para todos os resultados descritos, os valores de entrada para TS foram temperatura=1000.0, fator de resfriamento=0.9999 e passo=0.05. Esses valores foram escolhidos arbitrariamente, de forma que 1000 unidades de temperatura representa uma temperatura alta, 0.9999 como fator de resfriamento é um limite máximo arredondado para 4 casas decimais, de forma a gerar mais combinações na TS, e 0.05 é um passo considerado pequeno, de forma que não influencie tanto nos desvios dos resultados gerados pela TS. É valido acrescentar que diferentes valores de parâmetros podem ser testados futuramente para fins de comparação. O valor de Capital Inicial, também, foi o mesmo em todas execuções, R$ 100.000,00 (cem mil reais), pois representa um valor médio de investimento e sua quantidade alta de casas inteiras tende a demonstrar melhor a sensibilidade ao retorno.

4.2 Segundo Experimento

No segundo experimento o algoritmo de Oráculo de Investimentos foi executado utilizando como entradas os valores de fechamento do primeiro e do último dia de 2019 para os ativos escolhidos. Os pesos do portfólio neste algoritmo são diretamente proporcionais ao desempenho relativo de cada ativo, ajustados para garantir que apenas ativos com desempenho positivo sejam considerados para investimento. Isso reflete uma estratégia de investimento que prioriza ativos que tiveram um bom desempenho no período analisado, ajustando o portfólio para maximizar o retorno relativo. O capital inicial foi ajustado para R$ 100.000,00 (cem mil reais).

4.3 Terceiro Experimento

No terceiro experimento, utilizou-se o Programa para Calcular Métricas de um Portfólio com os pesos oriundos do Modelo desenvolvido no Primeiro Experimento. Esses pesos representam o portfólio calculado com base na média dos resultados das séries históricas de 2018, ajustados para os ativos selecionados e normalizados de modo que a soma totalize 1. A partir dos dados das séries históricas de 2019 para os ativos do portfólio e de um capital inicial de R$ 100.000,00 (cem mil reais), calcularam-se as métricas de desempenho do portfólio.

5. RESULTADOS

Na sequência são explicitados os resultados dos três experimentos realizados no estudo, de modo a realizar a otimização de um portfólio de ações.

5.1 Primeiro Experimento

Os portfólios gerados no Primeiro Experimento e seus pesos são mostrados na Tabela 3.

Portfólio	Pesos Portfólio					
	ABEV3	ITUB4	PETR4	VALE3	BBDC4	SANB11
1	0,000000%	0,001154%	0,002441%	17,490722%	51,378214%	31,127468%
2	0,000000%	0,000992%	0,003107%	17,485312%	51,381099%	31,129490%
3	0,000000%	0,001231%	0,001777%	17,485498%	51,381313%	31,130182%
4	0,000000%	0,014792%	0,000037%	17,486864%	51,370282%	31,128024%
5	0,000000%	0,002427%	0,000212%	17,487362%	51,384282%	31,125718%

6	0,000000%	0,004432%	0,014502%	17,490642%	51,365574%	31,124850%
7	0,000000%	0,017334%	0,003187%	17,484959%	51,372181%	31,122339%
8	0,000000%	0,001342%	0,001332%	17,483225%	51,386175%	31,127925%
9	0,000000%	0,003063%	0,004739%	17,487698%	51,380435%	31,124065%
10	0,000000%	0,004560%	0,009842%	17,485710%	51,375642%	31,124245%

Tabela 3 – Portfólios Gerados para 2018 e Seus Pesos

O tempo de execução para gerar as simulações não foi relevante. A Figura 1 mostra um Mapa de Calor representativo de um portfólio gerado, evidenciando como seriam as alocações para cada ativo. Escolheu-se mostrar apenas um porque os demais são numericamente similares.

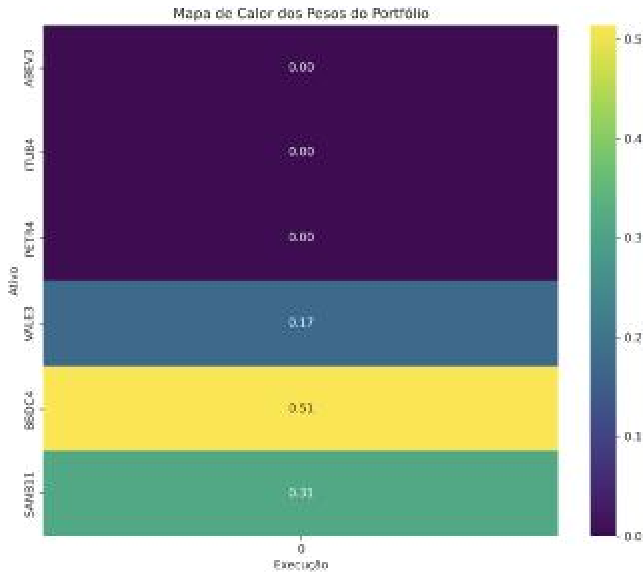


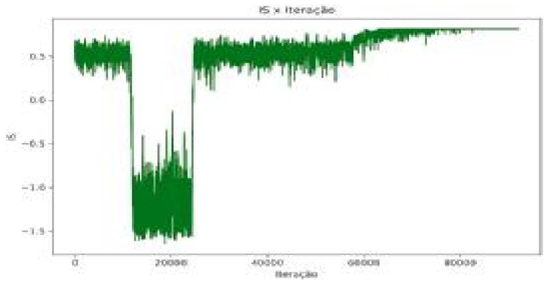
Figura 1 – Mapa de Calor para um Portfólio

Os resultados em termos das medidas de Retorno, Volatilidade (utilizada como medida de Risco), Capital Final e IS são representados para cada um dos portfólios gerados na Tabela 4.

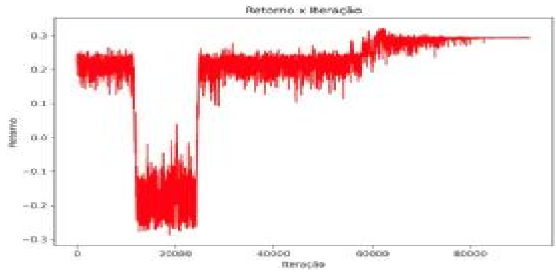
Portfólio	Retorno	Volatilidade	Capital Final	IS
1	29,398918%	28,077070%	R$ 129.398,92	0,815574
2	29,398367%	28,076415%	R$ 129.398,37	0,815573
3	29,398427%	28,076444%	R$ 129.398,43	0,815574
4	29,397750%	28,076121%	R$ 129.397,75	0,815560
5	29,398988%	28,077119%	R$ 129.398,99	0,815575
6	29,397696%	28,076206%	R$ 129.397,70	0,815555
7	29,397625%	28,076205%	R$ 129.397,62	0,815553
8	29,398528%	28,076554%	R$ 129.398,53	0,815575
9	29,398660%	28,076929%	R$ 129.398,66	0,815569

Tabela 4 – Métricas dos Portfólios Gerados para 2018

A Figura 2 foi obtida a partir de um dos portfólios gerados e eles foram escolhidos de forma a exemplificar o comportamento do modelo.



a)



b)

Figura 2 – Gráfico de IS x Iteração

A Figura 2.a) mostra o comportamento do IS ao longo das iterações para um portfólio gerado. Durante as execuções, ele pode assumir valores melhores ou piores que as iterações anteriores, visto que a TS pode aceitar soluções ruins, principalmente no início. Porém, ao fim, termina-se com o valor máximo de IS encontrado, pois a Função Objetivo busca a maximização desse índice. O retorno se comporta de forma parecida ao IS durante as iterações, uma vez que é diretamente proporcional a este. A Figura 2.b) exemplifica esse comportamento do retorno das iterações. Novamente, ao longo das iterações, valores melhores ou piores que os anteriores podem ser assumidos, mas, ao fim, a função tende a algum dos maiores valores encontrados para o retorno, não sendo, necessariamente, o maior, mas aquele que gera o maior IS.

O risco atua de maneira inversamente proporcional ao IS. A Figura 3 mostra essa tendência, com o gráfico do risco por interação. No fim das iterações, espera-se que o risco seja um valor minimizado, mas não necessariamente o menor valor encontrado, e sim aquele que gera o maior IS.

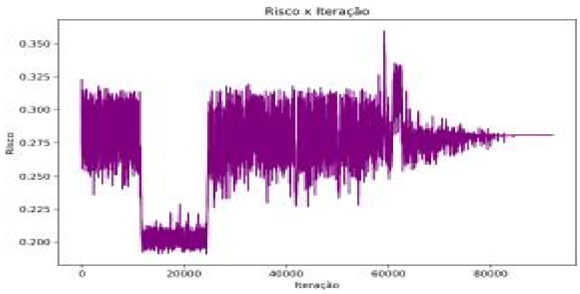


Figura 3 – Gráfico de Risco x Iteração

A tabela 5 resume os valores médios e os desvios padrão para as métricas de Retorno, Volatilidade, Capital Final e IS. Estes cálculos fornecem uma visão geral da performance e da variabilidade dos investimentos analisados, permitindo melhor compreensão dos riscos e retornos envolvidos.

Métrica	**Valor Médio**	**Desvio Padrão**
Retorno Médio	29,3983%	0,0005%
Volatilidade Média	28,0765%	0,0004%
Capital Final Médio	R$ 129.398,29	R$ 0,51
IS Médio	0,81557	0,000009

Tabela 5 – Médias e Desvios Padrão das Métricas Financeiras para os Portfólios

Os valores dos pesos médios para o portfólio obtido foram de [0.000000, 0.000051, 0.000041, 0.174868, 0.513775, 0.311265], estão normalizados para somarem 1.

Os valores obtidos pelo Segundo Experimento, utilizando o Simulador Oráculo, para Capital Final e Ganho Percentual, são apresentados na Tabela 6.

Métrica	Valor
Capital Final	R$ 116.844,77
Ganho Percentual	16,8448%

Tabela 6 – Resultados do Simulador Oráculo para 2019

Os resultados calculados pelo Terceiro Experimento, aplicado ao ano de 2019, são apresentados na Tabela 7.

Métrica	Valor
Retorno	9,7936%
Volatilidade	22,4685%
Capital Final	R$ 109.793,62

Tabela 7 – Métricas para o Portfólio Gerado Aplicado em 2019

5.3 Análise dos Experimentos

A análise dos dados oriundos dos três experimentos revela que o Modelo obteve desempenho inferior ao benchmark estabelecido em 16,84%, conforme indicado pelo Oráculo, sinalizando sua confiabilidade. No entanto, registrou um retorno de 9,79%, ultrapassando a Taxa Selic de 2019, cuja média foi de 5,5%. Dessa forma, o retorno representou 58,14% do valor calculado pelo benchmark e 178,07% da Taxa Selic de 2019.

Ademais, o Modelo evidenciou variações mínimas nos desvios padrão entre os portfólios gerados, bem como para suas respectivas métricas de Retorno, Risco (Volatilidade) e Índice de Sharpe (IS), conforme ilustrado na Tabela 4.3. Esses resultados permitem afirmar que o Modelo desenvolvido apresenta um potencial significativo como ferramenta para a elaboração de estratégias de investimento de longo prazo.

Além disso, o uso da Têmpera Simulada para a otimização do portfólio demonstrou ser uma estratégia viável para a seleção de ativos. A capacidade do algoritmo de aceitar soluções piores no início (devido à "temperatura" inicial alta) e gradualmente convergir para uma solução ótima (à medida que a "temperatura" diminui) é um aspecto importante, pois permite uma exploração eficiente do espaço de soluções.

Finalmente, é válido acrescentar que o modelo proposto, baseado em TS, pode ser sensível às mudanças nas condições de mercado devido à sua dependência de dados históricos para a otimização de portfólios. Mercados financeiros são influenciados por uma ampla gama de fatores econômicos, políticos e sociais que podem mudar rapidamente, afetando a validade das premissas do modelo. A sensibilidade a essas mudanças pode resultar em desempenho subótimo do portfólio em condições de mercado não previstas durante a fase de teste e otimização. Para os anos de 2020, 2021 e 2022, quando a economia foi amplamente afetada pela Pandemia de Covid-19, o modelo não apresentou resultados satisfatórios, mostrando grande variação entre os resultados dos portfólios gerados. Uma sugestão para tentar diminuir essa sensibilidade do modelo aos anos de crise seria aumentar o conjunto de anos analisados.

CONCLUSÃO

O processo de otimização de um portfólio, de modo a maximizar o lucro e minimizar o risco, é uma atividade complexa e desafiadora. Neste contexto, foi realizada a análise e otimização de um portfólio de ações utilizando o algoritmo de têmpera simulada. Para tal, foi selecionado o

Índice de Sharpe como indicador relevante a ser utilizada como função objetivo. De modo a demonstrar os resultados da aplicação do algoritmo, como base de dados experimental foi realizada a seleção de um conjunto de ações cotadas na B3, considerando o potencial de retorno e a liquidez dos ativos, o que é fundamental para a aplicabilidade prática do portfólio otimizado.

As simulações realizadas com o portfólio otimizado demonstraram bons resultados da relação risco/retorno em comparação com o benchmark, atingindo 58,14% desse valor. Isso demonstra o potencial do uso de algoritmos de otimização, como a Têmpera Simulada, na gestão de portfólios de investimento. A aplicação do algoritmo de Têmpera Simulada demonstrou ser uma abordagem eficaz para a otimização de portfólios, e futuras pesquisas e aplicações no campo financeiro podem ser realizadas.

Como possibilidades de trabalhos futuros, pode-se: utilizar uma base de dados maior para otimização da Têmpera Simulada, incluindo anos de crise e de estabilidade; desenvolver técnicas de diversificação, para além da otimização apenas; utilizar outra métrica que não o Índice de Sharpe para a Função Objetivo; comparar os resultados com de outras técnicas de otimização para o mesmo conjunto de ações e anos, como o algoritmo genético.

REFERÊNCIAS

Araújo, A. C. de; Montini, A. D. A.; Securato, J. R. (2010). *Teoria do portfólio pós-moderna*: um estudo sobre a semivariância. EAD/FEA/USP.

Assaf Neto, A. (2014). *Mercado Financeiro*. 12. ed. ed. São Paulo: Atlas. ISBN 9788522423361.

Costa, O. L. do V.; Assunção, H. G. V. de. (2005). *Análise de risco e retorno em investimentos financeiros*. Editora Manole.

Dubey, K.; Sharma, S. C.; Nasr, A. A. (2020). A simulated annealing based energy-efficient vm placement policy in cloud computing. In: *2020 International Conference on Emerging Trends in Information Technology and Engineering (ic-ETITE)*. Vellore, India: [s.n.], p. 1–5.

Exame, R. (2018). *As 100 maiores empresas de capital aberto*. [S.I.]: INFORMS. Disponível em: <https://exame.com/revista-exame/maiores-em-financas-2/>. Acessado em 19 de janeiro de 2024.

Huang, Q.; Sheng, Z.; Fang, Y.; Li, J. (2022). A simulated annealing-particle swarm optimization algorithm for uav multi-target path planning. In: *2022 2nd International Conference on Consumer Electronics and Computer Engineering (ICCECE)*. Guangzhou, China: [s.n.]. p. 906–910.

Kirkpatrick, S.; Gelatt, C. D.; Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science*, v. 220, n. 4598, p. 671–680.

Lintner, J. (1965). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *The Review of Economics and Statistics*, v. 47, p. 13–37.

Locatelli, R. L.; Reis, T. L. de B.; Lara, J. E.; Ramalho, W. (2018). Efficiency analysis of real estate Investment funds in a period of economic crisis. *Revista Ibero-Americana de Estratégia*, v. 17, n. 2, p. 78–92.

Luenberger, D. G. (1998). *Investment Science*. Oxford University Press.

Markowitz, H. M. (1952). Portfolio Selection. *Journal of Finance*, v. 7, n. 1, p. 77–91, March.

Markowitz, H. M. (1959). *Portfolio selection*: Efficient diversification of investments. Yale University Press.

Melquiades, L. P. (2017). *Modelagem com algoritmos em grafos e evolutivos para o problema de diversificação e otimização de portfólios*. Bacharelado em Ciência da Computação, UEM.

Montini, A. d. A.; Araújo, A. C. de. (2015). Análise de métricas de risco na otimização de portfolios de ações. *Revista de Administração*, v. 50, n. 2, p. 208–228. ISSN 0080-2107.

Nikolaev, A. G.; Jacobson, S. H. (2010). Simulated annealing. In: *Handbook of Metaheuristics*. Boston, MA: Springer US. p. 1–39. ISBN 978-1-4419-1665-5.

Roy, A. D. (1952). Safety first and the holding of assets. *Econometrica: Journal of the econometric society*, JSTOR, p. 431–449.

Russell, S. J.; Norvig, P. (2010). *Artificial Intelligence*: A Modern Approach. 3. ed. [S.l.]: Prentice Hall.

Shahid, M.; Shamim, M.; Ashraf, Z.; Ansari, M. S. (2022). A novel evolutionary optimization algorithm based solution approach for portfolio selection problem. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, v. 11, n. 3, p. 843 – 850.

Sharpe, W. F. (1964). Capital Asset Prices: A Theory Of Market Equilibrium Under Conditions Of Risk. *Journal of Finance*, v. 19, n. 3, p. 425–442, September.

Sharpe, W. F. (1966). Mutual fund performance. *The Journal of business*, JSTOR, v. 39, n. 1, p. 119–138.

Sunori, S. K.; Bhakuni, A. S.; Maurya, S.; Jethi, G. S.; Juneja, P. K. (2020). Improving the performance of control system for headbox consistency of paper mill using simulated annealing. In: *2020 Fourth International Conference on I-SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud) (I-SMAC)*. Palladam, India: [s.n.]. p. 1111–1116.

Volpe, D.; Cirillo, G. A.; Zamboni, M.; Turvani, G. (2023). Integration of simulated quantum annealing in parallel tempering and population annealing for heterogeneous-profile QUBO exploration. *IEEE Access*, v. 11, p. 30390–30441.

Wright, J. N. e S. J. (2006). *Numerical Optimization*. 2nd. ed.: Springer.